

一种环境辨识记忆动态贝叶斯优化算法

彭星光, 高晓光

PENG Xing-guang, GAO Xiao-guang

西北工业大学 电子信息学院, 西安 710129

School of Electronics and Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China

E-mail: pxg0510@gmail.com

PENG Xing-guang, GAO Xiao-guang. Dynamic Bayesian optimal algorithm via environment identification memory strategy. Computer Engineering and Applications, 2009, 45(34): 4-6.

Abstract: In order to make Bayesian Optimal Algorithm(BOA) be able to optimize dynamically, an Environment Identification based Memory Strategy(EIMS) is proposed. Using this strategy, the memory management is simplified and the space used to store memory is saved. Both of these are benefit by the fact that probability model can represent the distribution of high-quality solutions. An environment identification technology named best individual + samples averaging method is designed. Experimental results show that, by recording and reusing the memory, the EIMS can effectively enhance the BOA to solve dynamic optimal problems. In addition, no matter how the environment changes, the corresponding dynamic BOA can always significantly overcome restart BOA.

Key words: Bayesian optimal algorithm; probability model; environment identification; dynamic optimal problem

摘要:为了使贝叶斯优化算法(BOA)具有动态优化能力,提出了基于环境辨识的记忆策略(EIMS)。该策略利用概率模型对优良解的描述能力,简化了记忆管理过程并减少了记忆所占内存空间。设计了最优个体+采用平均的环境辨识算法。实验结果表明,通过对历史信息的记忆和利用,EIMS能够使BOA有效求解动态优化问题,算法的性能在循环、循环+噪声以及随机动态环境下均显著优于重启式BOA。

关键词:贝叶斯优化算法;概率模型;环境辨识;动态优化问题

DOI:10.3778/j.issn.1002-8331.2009.34.002 **文章编号:**1002-8331(2009)34-0004-03 **文献标识码:**A **中图分类号:**TP18

1 引言

贝叶斯优化算法(Bayesian Optimal Algorithm, BOA)^[1]是一种较为高级的概率模型进化算法,它用较为复杂的贝叶斯网络(Bayesian Network, BN)来描述各决策变量之间的依赖关系。这使得BOA可以更为有效地求解许多其他寻优算法难以解决的复杂优化问题,例如具有可加性^[2]的优化问题。

在现实世界中,许多优化问题的目标函数往往是随时间而变化的,这需要寻优算法能够快速给出当前时刻所对应环境的最优策解。早期研究中,动态环境下的进化算法一般是在新环境到来的时刻,针对新环境重启一个进化寻优过程。这种方法将整个环境变化的过程离散化,对每个环境单独使用一次进化算法。由于进化算法是一个随机迭代的搜索过程,每次重启搜索过程的方法往往无法满足动态优化问题的实时性要求,因此必须对传统算法进行改进。对于动态进化算法而言,在其动态寻优过程中所获得的历史信息往往蕴含了最优点变化的规律,因此人们很自然地希望对其进行记忆并加以利用。

为了使BOA能够具有动态寻优能力,从而成为一种动态

BOA,提出一种基于环境辨识的记忆策略(Environment Identification Memory Strategy, EIMS)对动态优化过程中所产生的历史信息进行记忆并加以利用。

2 贝叶斯优化算法

BOA是一种概率模型进化算法,它利用进化种群的优良解集学习得到相应的贝叶斯网络,该网络的结构体现染色体基因位之间的联系,参数则体现染色体基因位之间的联系程度,并用贝叶斯网络产生新的染色体以体现种群的进化,这取代了传统遗传算法的交叉和变异过程。BOA对于种群的进化主要体现在以下4步^[3]:(1)确定优良解集:可利用各种选择机制从当代种群中选出优良解集。(2)寻找BN:根据优良解集的数据信息确立基于某种度量值比较好的BN。(3)产生新的候选解:利用BN的联合分布产生新的个体集。(4)后代种群的产生:以新的个体集代替上代种群的某些个体来更新种群为新一代种群。如图1所示,以上4步反复执行,直到满足算法终止条件。

基金项目:国家自然科学基金(the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60774064)。

作者简介:彭星光(1981-),男,博士,主要研究领域为动态进化算法、智能控制;高晓光(1957-),女,教授,博士生导师,主要研究领域为航空火力控制、作战效能评估。

收稿日期:2009-08-24 **修回日期:**2009-10-14

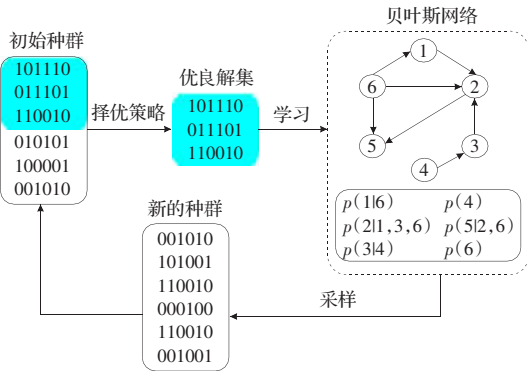


图1 贝叶斯优化算法的图示

3 基于环境辨识的记忆策略

3.1 记忆管理方法

对于记忆的管理来说,一种很直观的想法是直接将动态寻优过程中所产生的优良解进行记忆。但这样做需要很大的存储空间和复杂的管理策略。从概率模型能够对优良解的分布进行描述的角度看,将进化过程中的概率模型进行记忆可以达到对历史信息进行记忆的目的。同时,这样做减小了算法对内存的占用,降低了记忆管理的复杂度。

如图2所示,环境变化的整个过程可以被离散为若干个静态环境,在每个静态环境中使用传统BOA进行寻优。当新环境出现时,首先将前一环境下BOA进化所得到的概率模型(这里的概率模型是指BN所刻画的优良解的概率分布向量)存储到记忆中,然后再从记忆中找到与新环境最为匹配的概率模型,最后用其产生新环境下的初始种群。通过将初始种群产生在距最优解更近的可行域中,加快算法的寻优速度。

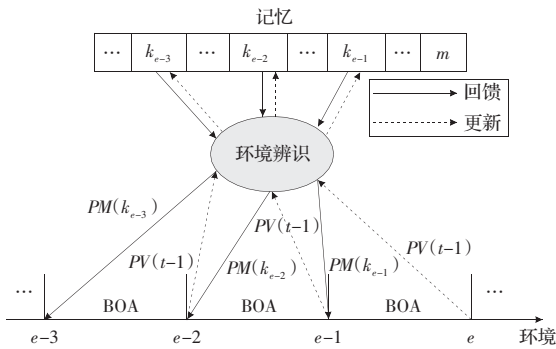


图2 EIMS示意图

参考Branke所总结的有关使用明确记忆方法的关键议题^[4],下面将通过回答如下3个问题来解释这里的记忆管理方法。这3个问题分别为:(1)哪些概率模型在何时应该被存入记忆中?(2)记忆中的哪一个概率模型应该被回馈用以生成新种群?(3)记忆中应该存储多少概率模型,当空间存满时新的记忆元素应替代哪一个旧元素?

设记忆M的大小为m(记忆可以存储m个元素)。对于l维优化问题,用PM(k)(k=1,2,⋯,m)表示记忆中第k个元素中的概率模型。在第t代,由种群中优良解学习得到概率模型PV(t)。

问题(1)涉及记忆更新的时刻和更新目标。若环境在第t代时发生第e次变化,立即对记忆M进行更新。更新的目标是用以产生上一环境初始种群的PM(k_{e-1}),用PV(t-1)替换

PM(k_{e-1})。问题(2)涉及到记忆的回馈策略。在EIMS中,记忆信息是通过“环境辨识”技术作用于动态环境的。如图2中,通过环境辨识,在记忆中找到最适合新环境的概率模型PM(k_e)用以产生初始种群,也就是记忆“回馈”过程。问题(3)涉及记忆的更新策略。EIMS将在上一环境中最后时刻所得到的概率向量PV(t-1)替换PM(k_{e-1}),而PM(k_{e-1})是在上一环境开始时从记忆中回馈的概率模型。因此,对于EIMS来说,其记忆中的元素在被回馈后又会在新环境来临时刻得到相应的更新和存储,这种直接“回存”的方法大大简化了替代策略。

3.2 环境辨识技术

环境辨识的任务是:当新环境到来时,从记忆中准确找到合适的记忆元素进行回馈。为了兼顾环境辨识的精度和计算量,提出最优个体+采样平均的方法用以度量各记忆元素在新环境下的质量。

设有m个记忆元素M(i)=(B(i),PM(i)),(i=1,2,⋯,m),每个记忆元素由两部分组成:描述优良个体分布的概率模型PM以及该种群中的最优个体B。每个概率模型被采样生成N_s个个体以估计其质量f_M,并且f_{sample}(i,j)表示由第i个记忆元素的概率模型采样所得的第j个个体的适应度,f_B(i)表示第i个记忆元素中的个体B的适应度。最有个体+采样平均方法的具体步骤算法1所示。

算法1 最优个体+采样平均算法

- 步骤1 maxfit:=-∞,index:=1,i:=1;
- 步骤2 若i>m,结束,否则f_M(i):=f_B(i);
- 步骤3 若f_M(i)>maxfit则maxfit:=f_M(i),index:=i,转步骤5;
- 步骤4 若f_M(i):=maxfit则:

$$f_M(i) = \frac{1}{N_s} \sum_{j=1}^{N_s} f_{sample}(i,j)$$

$$f_M(index) = \frac{1}{N_s} \sum_{j=1}^{N_s} f_{sample}(index,j)$$

- 步骤5 若f_M(i)>f_M(index)则maxfit:=f_M(i),index:=i;
- 步骤6 i:=i+1,转步骤2。

3.3 基于EIMS的动态BOA

将EIMS与BOA相结合便得到用以求解动态优化问题的动态BOA,这里称之为EIMS-BOA。针对概率模型进化算法的多样性丢失问题,采用文献[5]中的LC+BC方法,对种群的多样性进行补偿。至此,可以给出EIMS-BOA的伪代码,如算法2所示。

算法2 EIMS-BOA

- 步骤1 随机产生初始种群P_0,初始化概率向量以及记忆中的所有元素为均匀分布,即PV(0,i)=0.5,环境变化次数e=0,PM(k,i)=0.5,(i=1,2,⋯,l;k=1,2,⋯,m);
- 步骤2 若环境变化,则e=e+1,转步骤9;
- 步骤3 对第t代概率向量PV(t)施以LC+BC多样性补偿措施;
- 步骤4 由PV(t)产生后代种群O_t;
- 步骤5 对O_t进行适应度评价,并淘汰P_t中的劣解;
- 步骤6 从P_t中选出f_N个优良解,构建新BN并推理出新一代的联合概率分布向量PV(t+1);
- 步骤7 t=t+1;

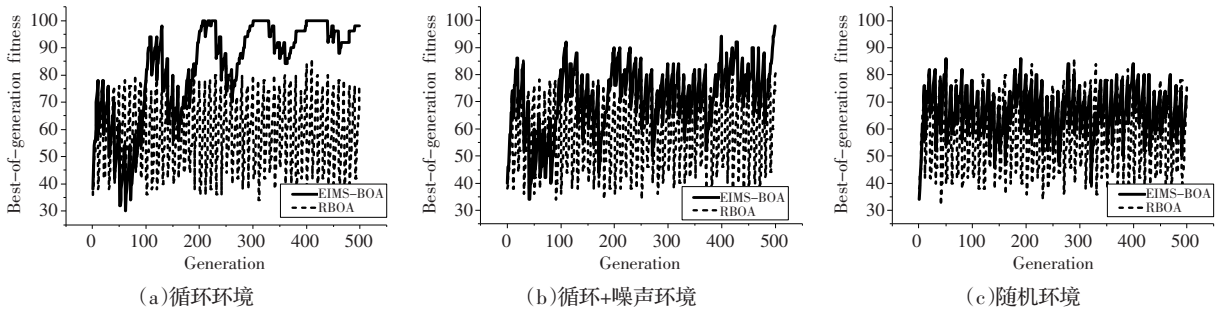


图3 EIMS-BOA 与 RBOA 的每代最佳个体适应度比较

- 步骤 8 若算法满足终止条件则算法终止,否则转步骤 2;
- 步骤 9 若 $e \leq m$,则将第 $t-1$ 代概率向量 $PV(t)$ 直接存入记忆中,即 $PM(e)=PV(t-1)$ 。否则, $PV(t)$ 替代用以产生第 $e-1$ 个环境初始种群的记忆元素,即 $PM(k_{e-1})=PV(t-1)$;
- 步骤 10 更新记忆元素中最优个体的适应度;
- 步骤 11 针对新环境 e 用算法 1 从记忆中选出 $PVM(k_e)$ 回馈;
- 步骤 12 若 $e \leq m, PV(t, i)=0.5$, 否则 $PV(t)=PVM(k_e)$, 转步骤 4。

4 实验结果及分析

为了对所提出的算法进行验证,使用一种针对二进制编码问题所设计的动态优化问题生成器^[6]。它可以模拟三种动态环境:循环、循环+噪声、随机环境,利用二进制与或操作,可将任意静态二进制编码优化问题转化为相应的动态优化问题。该生成器有如下重要参数:环境变化幅度 ρ (每次变化的基因数),环境变化频度 τ (每代变化一次环境),噪声率 p_n (每个基因位受噪声影响的概率)。

另外,使用编码长度为 100 的四阶欺骗函数^[7]作为基本静态待优化问题。在动态优化问题生成器的作用下,可产生三种环境下相应的动态优化问题。图 3 为在 50 次环境变化过程中, EIMS-BOA 与重启式 BOA (Restart BOA, RBOA) 的每代最佳个体适应度比较。其中的实验参数设置如下:种群大小为 100, $m=20, \rho=0.2, \tau=10, p_n=0.01$ 。

可以看出,在 EIMS 作用下,原来只能处理静态优化问题的 BOA 具有求解动态优化问题的能力。在三种动态环境下, EIMS-BOA 的优化性能均显著优于 RBOA。这说明 EIMS 能

够有效对历史优化信息进行记忆和利用,提高算法的动态优化性能。

5 结论

利用概率模型对优良解的描述能力,提出一种基于环境辨识的记忆策略,对动态优化过程中所产生的历史信息加以记忆和利用。将其施用于 BOA,成功地使 BOA 具有求解动态优化问题的能力。通过在三种动态环境下对四阶欺骗问题的实验,表明 EIMS-BOA 均显著 RBOA。

参考文献:

- [1] Pelikan M, Goldberg D E, Cantu-Paz E. BOA: The bayesian optimization algorithm, IlliGAL Report No.99003[R]. Urbana-Champaign, USA: Univ Illinois, 1999.
 - [2] Pelikan M, Sastry K, Goldberg D E. Evolutionary algorithms+graphical models=scalable black-box optimization, IlliGAL Report No. 2001029[R]. Urbana-Champaign, USA: Univ. Illinois, 2001.
 - [3] 杨有龙. 基于图形的智能优化[D]. 西安: 西北工业大学, 2003.
 - [4] Branke J. Memory enhanced evolutionary algorithms for changing optimization problems [C]//Proceedings of 1999 Congress on Evolutionary Computation (CEC'99), IEEE, 1999: 1875-1882.
 - [5] Branke J. Addressing sampling errors and diversity loss in UMDA [C]//Proceedings of 9th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO 2007), 2007: 508-515.
 - [6] Yang S. Construction dynamic test environments for genetic algorithms based on problem difficulty [C]//Proceedings of 2004 Congress on Evolutionary Computation (CEC'04), IEEE, 2004: 1262-1269.
 - [7] Deb K, Goldberg D E. Analyzing deception in trap functions, TR No.91009[R]. 1991.
- (上接 3 页)
- 搜索、油田企业知识管理等方面研究与应用的基础,相关的研究在国内外才刚刚起步。结合石油勘探开发领域信息化建设的特点,提出了石油勘探开发领域本体 Petro-Onto 的构建方法,介绍了 Petro-Onto 的框架结构,以及从油田业务模型和数据模型中自动获取本体概念的方法。Petro-Onto 已经在中石化、中石油等企业的数据标准化、数据集成、信息搜索等方面得到应用。
- 参考文献:
- [1] Guarino N. Formal ontology and information systems [C]//Proceedings of FOIS'98, 1998: 3-15.
 - [2] Zhong J, Aydin A, McGuinness D L. Ontology of fractures [J]. Journal of Structural Geology, 2009, 31(3): 251-259.
 - [3] 蒋维, 郝文宁, 杨晓恕. 军事训练领域核心本体的构建 [J]. 计算机工程, 2008, 34(5): 191-193.
 - [4] ISO/IEC 20943-1:2003 (E) Information technology-Procedures for achieving metadata registry (MDR) content consistency-Part 1: Data elements [S].
 - [5] 曹泽文, 张维明, 邓苏, 等. 一种从关系数据库向 Flogic 本体转换的方法 [J]. 计算机科学, 2007, 134(4): 149-153.